

А. Ю. Постыляков*, М. А. Волков

Уральский федеральный университет

имени первого Президента России Б. Н. Ельцина, г. Екатеринбург

*a.i.postyliakov@urfu.ru

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХЭММИНГА ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ КЛАССА КАЧЕСТВА ПРОДУКЦИИ

Представлены результаты решения задачи классификации продукции на основе ее нормированных качественных показателей с использованием нейронной сети Хэмминга. Показано достижение сходимости сети и получение однозначного решения в условиях неопределенности исходных данных.

Ключевые слова: нейронные сети, автоматизация, сеть Хэмминга, классификация, класс качества продукции.

A. Yu. Postylyakov, M. A. Volkov

APPLICATION OF HAMMING NEURAL NETWORK FOR IDENTIFICATION OF THE PRODUCT QUALITY CLASS

The results of product classification problem decision based on its normalized qualitative indices using the Hamming neural network are presented. The achievement of the network convergence and obtaining of an unambiguous solution under conditions of uncertainty of the initial data are shown.

Key words: neural networks, automation, Hamming network, classification, product quality class.

В металлургической отрасли традиционно большое внимание уделяется проблемам оценки и постоянного улучшения качества выпускаемой продукции [1]. Однако опора на действующие государственные и отраслевые стандарты часто не является исчерпывающим решением ввиду того, что часть из них уже давно не актуализировалась соответственно требованиям времени. Так, многие покупатели (в особенности иностранные) требуют от производителей более высоких характеристик продукции относительно указанной в стандартах [2]. Кроме того, неизбежно существующие несовершенства технологического процесса, износ и устаревание оборудования, человеческий фактор

и т. п. не позволяют всегда получать наивысшие качественные показатели. Это обстоятельство далеко не всегда делает продукцию совершенно не пригодной к поставке и эксплуатации, но в то же время ставит ряд вопросов технико-экономического плана. Для получения ответа на них многие производители используют понятие класса качества на внешнем или, что бывает чаще, внутреннем уровне. В то же время большое количество показателей, которыми характеризуется продукция, приводят к определенным сложностям в разделении ее на классы, в особенности когда полученная совокупность показателей формально не соответствует ни одному из ранее выделенных классов [3, 4]. В этом случае возникает ситуация неопределенности, разрешить которую можно либо субъективно, либо формально, посредством введения дополнительного типового класса, либо с использованием систем искусственного интеллекта на основе нейронных сетей, что и является целью настоящей работы.

Как наиболее употребительные показатели качества продукции n , поддающиеся количественному измерению посредством датчиков, выбраны такие: чистота поверхности, отклонения от размеров, объем неметаллических включений. Число показателей может быть увеличено. Таким образом, $n = 3$. Из возможных фактических значений каждого показателя, нормированных в диапазоне от -1 до 1 , сформированы опытные векторы $\bar{x}_s = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$, совокупность компонентов каждого из которых представляет определенный типовой класс продукции. Так, пусть вектор $\bar{x}_1 = \langle -1, 1, -1 \rangle$ соответствует типовой продукции первого класса, а вектор $\bar{x}_2 = \langle -1, 1, 1 \rangle$ — второго.

Для решения задачи классификации продукции предлагается использовать нейронную сеть Хэмминга [5], основная идея работы которой заключается в минимизации расстояния Хэмминга (числа отличных элементов) между вектором исходных данных $\bar{i} = \langle i_1, i_2, \dots, i_n \rangle$ и обучающими сеть опытными векторами $\bar{x}_s = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$ [9]. Количество нейронов сети S равно числу классов (опытных векторов). Схема сети представлена на рис. 1. Математическая реализация сети может быть выполнена в любой из систем компьютерной алгебры (например, Matlab).

Структурно сеть состоит из двух слоев — прямоточного и рекуррентного. Прямоточный слой соотносит вектор исходных данных с каждым заданным опытным вектором посредством вычисления их скалярного произведения. Следовательно, элементы матрицы весов W_f должны быть представлены опытными векторами. Вектор смещения \bar{b}_f при этом равен количеству компонентов вектора исходных данных \bar{i} , что необ-

ходимо для получения положительного значения выхода прямоточного слоя. Таким образом, для W_f и \bar{b}_f можно записать следующие выражения:

$$W_f = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1^T \\ \bar{x}_2^T \\ \dots \\ \bar{x}_s^T \end{bmatrix}; \quad \bar{b}_f = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n \\ n \\ \dots \\ n \end{bmatrix}.$$

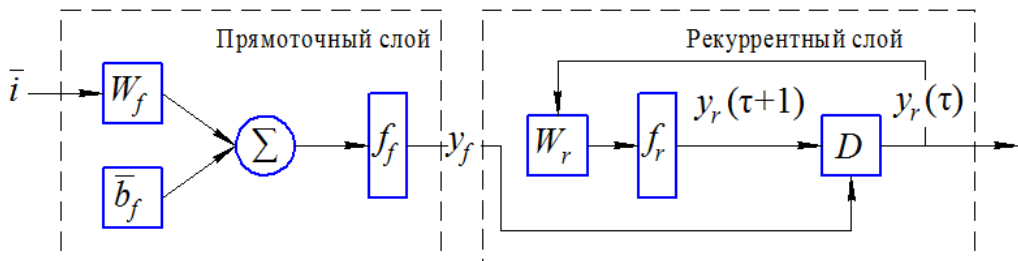


Рис. 1. Схема нейронной сети Хэмминга

В прямоточном слое используется линейная функция активации f_f , поэтому его выход составит

$$y_f = W_f \cdot \bar{i} + \bar{b}_f = \begin{bmatrix} \bar{x}_1^T \cdot \bar{i} + n \\ \bar{x}_2^T \cdot \bar{i} + n \\ \dots \\ \bar{x}_s^T \cdot \bar{i} + n \end{bmatrix}.$$

Основным элементом рекуррентного слоя сети является элемент задержки, имеющий два входа: «внешний» — со стороны прямоточного слоя и «внутренний», являющийся преобразованным выходом блока $y(\tau)$ в предыдущем временном состоянии. Отчет времени τ ведется дискретно, при этом для его нулевого и последующих значений выход равен

$$y_r(0) = y_f; \quad y_r(\tau+1) = f_r(W_r \cdot y_r(\tau)).$$

Обозначенные итерации выполняются до получения ненулевого значения выхода только на одном из нейронов сети, что обусловлено применением обратной связи и положительной линейной функции активации f_r (прямо пропорциональна для положительных аргументов и равна нулю для отрицательных).

Матрица весов рекуррентного слоя и ее неединичные компоненты равны

$$W_r = \begin{bmatrix} 1 & -\varepsilon & \dots & -\varepsilon \\ -\varepsilon & 1 & \dots & -\varepsilon \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -\varepsilon & -\varepsilon & \dots & 1 \end{bmatrix}; \quad \varepsilon = \frac{1}{S-1}.$$

Рассмотрим работу сети на примере вектора $\bar{i} = \langle 0, 1, -1 \rangle$, совокупность компонент которого формально не соответствует ни одному из выбранных классов.

Согласно вышеизложенным формулам выход прямоточного слоя окажется равен

$$y_f = \begin{bmatrix} -1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 \\ 3 \end{bmatrix}.$$

Тогда первая итерация (при $\tau = 1$) рекуррентного слоя равна

$$y(1) = f_r \left(\begin{bmatrix} 1 & -0,5 \\ -0,5 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 5 \\ 3 \end{bmatrix} \right) = f_r \left(\begin{bmatrix} 3,5 \\ 0,5 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 3,5 \\ 0,5 \end{bmatrix}.$$

Вторая итерация рекуррентного слоя составит

$$y(2) = f_r \left(\begin{bmatrix} 1 & -0,5 \\ -0,5 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3,5 \\ 0,5 \end{bmatrix} \right) = f_r \left(\begin{bmatrix} 3,25 \\ -1,25 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 3,25 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Третья (контрольная) итерация

$$y(3) = f_r \left(\begin{bmatrix} 1 & -0,5 \\ -0,5 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3,25 \\ 0 \end{bmatrix} \right) = f_r \left(\begin{bmatrix} 3,25 \\ -1,625 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 3,25 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Поскольку результат контрольной итерации не отличается от предыдущей, можно говорить о достижении сходимости сети. Также можно заключить, что испытуемый вектор (и продукция, которую он характеризует) принадлежит к 1-му классу качества, поскольку соответствующий ему нейрон имеет ненулевой выход.

ЛИТЕРАТУРА

- 1 Моллер А. Б. Управление качеством на основе адаптивных моделей формирования свойств продукции и компетенций производственного персонала // Стандарты и качество. 2011. № 9. С. 58–59.
- 2 Сравнительный анализ требований к качеству металлопродукции и их соответствие мировым стандартам качества / Б. М. Бойченко [и др.] // Металлургия машиностроения. 2018. № 3. С. 21–23.

- 3 Корчунов А. Г. Управление качеством продукции в металлургии в условиях нечеткости технологической информации // Обработка сплошных и слоистых материалов. 2011. № 1. С. 95–100.
- 4 Зругальская Е. Н. Выбор информативных признаков для решения задач классификации с помощью искусственных нейронных сетей // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2012. № 2. С. 16–20.
- 5 Бодянский Е. В., Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучения, применение : монография. Харьков : ТЕЛЕТЕХ, 2004. 369 с.